

文章编号: 1002-1582(2026)02-0183-07

基于粒子群遗传融合优化的多模光纤出射光斑聚焦研究

徐宇帆, 杨宣兵, 周泽宇, 熊益彬, 周峰*

(湖南理工学院 人工智能学院 信息光子学与空间光通信湖南省重点实验室, 湖南 岳阳 414000)

摘 要: 为提高多模光纤出射光斑聚焦的精度和效率, 提出并实验论证了一种基于粒子群遗传融合优化的多模光纤光斑聚焦方案。方案首先测定多模光纤的光学传输矩阵, 利用初始传输矩阵实现光斑聚焦, 然后以聚焦增强因子为目标函数, 通过粒子群遗传融合算法对光学传输矩阵进行优化以提升聚焦性能。实验分别对单点聚焦和多点聚焦进行了研究讨论, 结果显示, 在单点聚焦中, 经融合算法优化后大部分目标位置的聚焦增强因子可提升至原来的2倍左右, 其中中心位置光斑的增强因子值可达45.08, 是未优化时的2.41倍, 融合算法相较于粒子群和遗传算法优化聚焦分别提升了73.62%和34.09%; 在多点聚焦中, 融合优化算法的双点聚焦增强因子由未优化的10.90增长到了27.02, 较粒子群和遗传分别提高了44.49%和3.86%; 在三点聚焦中增强因子20.65更是达到了未优化时的2.83倍, 同样高于粒子群算法的15.55以及遗传算法的19.02。结果表明, 所提方案可有效提升多模光纤系统的出射光斑聚焦性能。

关 键 词: 多模光纤; 光斑聚焦; 传输矩阵; 融合优化算法

中图分类号: TP394.1; TH691.9

文献标识码: A

Multi-mode optical fiber spot focusing based on particle swarm genetic fusion optimization algorithm

XU Yufan, YANG Xuanbing, ZHOU Zeyu, XIONG Yibin, ZHOU Feng*

(Key Laboratory of Hunan Province on Information Photonics and Freespace Optical Communications,
School of Artificial Intelligence, Hunan Institute of Science and Technology, Yueyang 414006, China)

Abstract: To enhance the precision and efficiency of spot focusing using multimode optical fibers, this paper proposes and experimentally validates a novel spot focusing scheme based on a hybrid particle swarm-genetic optimization algorithm. The proposed scheme begins with the measurement of the optical transmission matrix of the multimode fiber, utilizing the initial transmission matrix to achieve spot focusing. Subsequently, the focusing enhancement factor is employed as the objective function to optimize the optical transmission matrix and improve focusing performance through the hybrid particle swarm-genetic algorithm. Experiments were conducted to investigate both single-point and multi-point focusing scenarios. The results demonstrate that in single-point focusing, the enhancement factor for most target positions can be approximately doubled after optimization with the hybrid algorithm. Specifically, the enhancement factor at the central position reached 45.08, which is 2.41 times the value before optimization. Compared to the particle swarm and genetic algorithms individually, the hybrid algorithm improved focusing performance by 73.62% and 34.09%, respectively. In multi-point focusing, the dual-point focusing enhancement factor increased from 10.90 before optimization to 27.02 with the hybrid algorithm, representing improvements of 44.49% and 3.86% over the particle swarm and genetic algorithms, respectively. For three-point focusing, the enhancement factor of 20.65 achieved with the hybrid algorithm was 2.83 times the pre-optimization value, surpassing the results of 15.55 and 19.02 obtained with the particle swarm and genetic algorithms, respectively. These findings

收稿日期: 2025-06-05; 收到修改稿日期: 2026-01-12

基金项目: 湖南省教育厅科学研究项目 (21A0410)

作者简介: 徐宇帆 (2000—), 男, 硕士研究生, 从事多模光纤成像研究。xuyufan8160@163.com

周峰 (1986—), 男, 副教授, 博士, 从事智能光学成像研究。

* 通讯作者: zhoufeng0803@hnist.edu.cn

indicate that the proposed scheme significantly enhances the spot focusing performance of multimode optical fiber systems.

Keywords: multimode fiber; spot focusing; transmission matrix; fusion optimization algorithm

0 引 言

随着现代光学技术的不断发展,多模光纤(Multimode Fiber, MMF)由于能传输多种模式的光信号,具有高带宽和灵活性,在光通信^[1, 2]、医学成像^[3-5]、激光加工^[6, 7]等多个领域中得到了广泛应用。同时,精确的光斑聚焦是提高成像分辨率、增强光学系统性能的关键,也是众多光学应用中的核心需求。然而,由于多模光纤内不同模式的传播速度不同,模式耦合复杂,光斑的聚焦问题变得愈加困难。如何在此类光学系统中实现高效、精确的光斑聚焦,成为近年来光学研究^[8-12]中的一个重要课题。

2010年,法国朗之万研究所 Popoff 团队通过全场相移干涉法测得散射介质光场传输矩阵^[13],通过传输矩阵实现了光通过散射介质的聚焦与成像,为散射光场控制领域开拓了新的视野。2013年,意大利学者 S. Bianchi 等为解决多模光纤聚焦分辨率受限问题,通过制造抛物反射微光学器件增加多模光纤数值孔径,由此提高聚焦质量^[14]。2018年,美国密歇根大学的 N' Gom M 等^[15]使用 SDP 凸优化算法实现多模光纤光斑聚焦,其聚焦增强因子达到了 35。2019年,牛津大学 Martin J. Booth 等通过在光纤出射端加入不同折射率介质^[16],以提高多模光纤传输矩阵校准阶段准确性,一定程度上解决了校准介质与成像介质折射率不匹配问题,由此提高聚焦质量。然而,不论是引入微光学器件还是多折射率出射介质,都在物理层面增加了光学系统结构的复杂性。在聚焦理论技术层面也有一大批研究者不断付诸努力,2021年, Pepijn W. H. Pinkse 等采取以单一空间模式向多模光纤输入脉冲,同时对脉冲进行整形以实现在预设位置聚焦光斑^[17],不过其忽略了各聚焦点强度的均匀性。同年,南京理工大学隋修宝团队采用迭代优化算法(Differential Evolution Algorithm, DEA)进行波前整形,通过基于差分进化算法进一步提升了多模光纤的聚焦性能^[18],但其优化算法迭代次数高达 20000 次,时间成本高。2022年,南京理工大学陈钱课题组为提高多模光纤聚焦性能,提出自适应遗传算法(Self-adaptive Genetic Algorithm, SAGA)对聚焦进行优化^[19],2024年,陈钱课题组在此基础上提出动态突变贪心算法(Mutate Greedy Algorithm, MGA)^[20],不过他们都只针对单点聚焦进

行了优化。因此,在多模光纤的光斑聚焦中,常常难以同时满足高精度和高效率的要求。

为了解决上述问题,本文提出了一种将粒子群优化算法与遗传算法相结合的融合优化方法,旨在同时兼顾快速缩小搜索空间能力与全局搜索能力以进一步提升多模光纤出射光斑聚焦性能。该方法通过对多模光纤的光学传输矩阵进行优化,不仅能够显著提高光斑的聚焦精度,还能够有效提升优化过程的计算效率。实验结果表明,所提出的混合优化方法在光斑聚焦精度和优化速度上相较于单一传统优化方法有显著提升,能够更好地满足多模光纤传输系统的应用需求。

1 传输矩阵基本原理与方法

1.1 传输矩阵聚焦理论

目前通过光场调控实现散射光斑的聚焦的方法有许多,其中传输矩阵法凭借其对散射介质的直观表征能力以及易操作性而得到广泛的运用。本文首先将采取传输矩阵法初步实现多模光纤出射光斑的聚焦。如图 1 所示,在光波经过散射介质(如多模光纤等)传输的过程中,若将散射介质的入射光场与出射光场分别用二维离散向量 E_{in} 与 E_{out} 进行表示,则光场散射传输过程可以用二维复传输矩阵 K 进行表示,即

$$E_{out, m} = \sum_{n=1}^N k_{mn} E_{in, n} \quad (1)$$

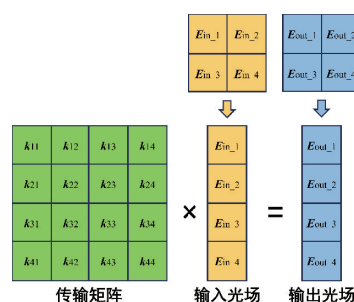


图 1 传输矩阵原理图

式中, $E_{in, n}$ 和 $E_{out, m}$ 分别表示入射光场向量第 n 个元素和出射光场向量第 m 个元素; k_{mn} 为传输矩阵 K 中的元素,用于连接 $E_{in, n}$ 和 $E_{out, m}$ 。式(1)表明出射光场每个元素都由入射光场所有元素共同作用而形成。可将上式写成矩阵形式进行表示如下

$$KE_{in} = E_{out} \quad (2)$$

依据全场干涉四步相移法即可测出多模光纤的光学传输矩阵。光学传输矩阵常被用于实现散射光场的波前整形,若要在出射面实现光斑聚焦

功能, 只需凭借光波动方程可逆性, 通过结合出射光场预期聚焦所在位置信息与光学传输矩阵, 对入射光场进行反推

$$E_{\text{in}} = K^{\dagger} E_{\text{target}} \quad (3)$$

式中, E_{target} 是预期输出聚焦目标光场; $K^{\dagger}$ 是传输矩阵 K 的转置共轭, 通过 E_{target} 和 $K^{\dagger}$ 可反推出入射光调制相位模板, 将模板加载至空间光调制器即可实现出射光斑的聚焦

$$E_{\text{out}} = K K^{\dagger} E_{\text{target}} \quad (4)$$

式中, $K K^{\dagger}$ 又称为时间反转算子, 时间反转算子在理论上为单位矩阵, 这样输出光场 E_{out} 就等于聚焦目标光场 E_{target} 。不过由于实际实验中无法同时调制振幅和相位, 通过空间光调制器仅能实现相位调制, 因此时间反转算子近似单位矩阵即可。

1.2 传输矩阵奇异值分解

测得的光学传输矩阵可对出射光场实现初步调控, 但如多模光纤等复杂的光学系统往往需要规模庞大的传输矩阵进行表征, 而过多的数据量会导致计算的复杂度增加。为此, 对光学传输矩阵进行奇异值分解, 以实现传输矩阵信息的压缩, 从而减少计算量, 即传输矩阵 K 进行奇异值分解的表达式

$$K = U S V^T = U \begin{bmatrix} \lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_p \end{bmatrix} V^T \quad (5)$$

式中, U 为 $M \times M$ 的正交矩阵; V 为 $N \times N$ 的正交矩阵; V^T 表示 V 的转置; S 表示大小为 $M \times N$ 的半正定对角矩阵。半正定矩阵中的 p 个对角线奇异值元素用 λ 来表示。

2 粒子群遗传融合优化算法

2.1 融合优化算法

通过光学传输矩阵可实现输出光斑的聚焦, 但由于调制方式的限制以及光学成像系统固有噪声的影响, 常导致光斑聚焦的质量得不到保证。因此, 在前面聚焦技术的基础上, 引入迭代优化算法对光学传输矩阵进行优化。若直接对庞大的传输矩阵进行优化会导致优化算法的效率不高, 而在前面已经对光学传输矩阵进行了奇异值分解, 通过对奇异值进行优化, 大大减小了算法优化的难度, 提高了聚焦性能。

在复杂的多模光纤散射聚焦系统中, 使用单一优化算法往往存在收敛速度慢、精度不高等问题, 聚焦表现不尽如人意。为解决此问题, 本文采用一种将粒子群算法 PSO 和自适应遗传算法 SAGA 相结合的融合优化迭代算法 (Particle Swarm

Genetic Fusion Optimization, PSO-GA)。

在将粒子群算法和遗传算法融合之前, 本文为了进一步提高优化算法的聚焦效率, 决定分别对粒子群算法和遗传算法引入自适应机制。

自适应粒子群算法为提高算法的全局搜索能力, 在传统粒子群算法的基础上使惯性权重因子随迭代次数变化而进行更新, 惯性权重因子更新为

$$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) e^{-\frac{i}{iter}} + 0.1 \text{betarnd}(1, 3) \quad (6)$$

式中, $\omega_{\min}$ 和 $\omega_{\max}$ 分别为惯性权重因子的最小值和最大值; i 和 $iter$ 分别为当前迭代次数和总迭代次数; betarnd 为服从 β 分布的随机数。

自适应遗传算法为破除传统遗传算法过早陷入局部极值的问题, 改变了传统遗传算法交叉概率和变异概率固定不变的设定。在自适应遗传算法中, 交叉算子的交叉概率和变异算子的变异概率会随着当前种群的适应度值进行自适应修正

$$pc(i) = \begin{cases} pc_{\min} + (pc_{\max} - pc_{\min}) \frac{f_{\max} - f(i)}{f_{\max} - f_{\text{mean}}} & , f(i) \geq f_{\text{mean}} \\ pc_{\max} & , f(i) < f_{\text{mean}} \end{cases} \quad (7)$$

式中, pc 表示遗传算法的交叉概率; $pc_{\min}$ 和 $pc_{\max}$ 分别表示交叉概率的最小值和最大值; $f_{\max}$ 表示当前种群中适应度函数的最大值; f_{mean} 为当前种群适应度函数的平均值; $f(i)$ 为当前种群每个个体的适应度函数。由 (7) 式可知, 当个体适应度值 $f(i)$ 大于等于适应度平均值 f_{mean} 时, 适应度值较大的个体产生交叉的概率会降低, 以保留优势个体, 同时, 当种群自适应度差异较小时会提高交叉的概率, 以降低遗传算法陷入局部极值的可能; 当个体适应度值 $f(i)$ 小于适应度平均值 f_{mean} 时, 交叉概率取到最大值, 以争取通过基因交叉的形式寻找更优解。同理, 自适应遗传算法改进后的变异算子表示为

$$pm(i) = \begin{cases} pm_{\min} + (pm_{\max} - pm_{\min}) \frac{f_{\max} - f(i)}{f_{\max} - f_{\text{mean}}} & , f(i) \geq f_{\text{mean}} \\ pm_{\max} & , f(i) < f_{\text{mean}} \end{cases} \quad (8)$$

式 (8) 中, pm 表示遗传算法的变异概率; $pm_{\min}$ 和 $pm_{\max}$ 分别表示变异概率的最小值和最大值。

通过式 (7) 和式 (8) 为遗传算法的交叉算

子和变异算子引入自适应机制,大大提高了算法在处理光斑聚焦问题上的性能^[21]。但通过仿真与实验验证,单独使用其中某一算法都有其不足之处,粒子群算法在实现光斑聚焦时收敛速度快,但聚焦质量不高,遗传算法聚焦质量较优,但运行时间过长,收敛速度慢。因此,本文将二者算法进行融合,希望同时取到二者所长,为提高多模光纤聚焦性能实现进一步探索。粒子群遗传融合优化算法流程图如图2所示。

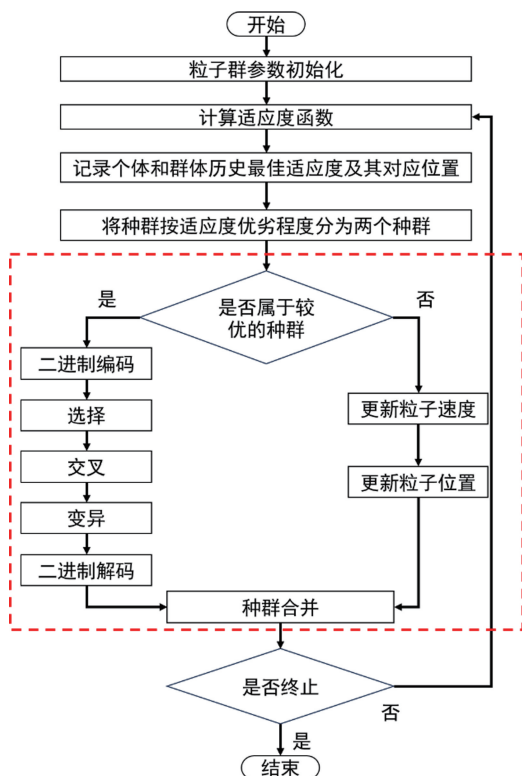


图2 粒子群遗传融合优化算法流程图

粒子群遗传融合优化算法整体框架依然取自粒子群算法。首先对粒子群算法的种群粒子位置、速度、位置和速度的上下限、惯性权重因子、学习因子等参数进行初始化,此处种群个体的初始位置可利用原始多模光纤聚焦系统传输矩阵的奇异值信息进行初始化,为优化算法提供初值信息,提高算法效率。然后计算此时各个粒子的光斑聚焦适应度函数,并根据适应度函数记录个体和群体的历史最佳适应度及其对应位置。接下来进行种群更新,在这一步引入自适应遗传算法。种群粒子按其适应度优劣程度分为两类,适应度较优的个体采取遗传算法的策略进行更新:首先将种群粒子值进行二进制编码,以适应遗传算法算子操作,通过选择、交叉、变异算子操作后,再经二进制解码变换回来;适应度较劣的个体仍继续采用自适应粒子群算法的更新策略,先根据惯性权重因子更新粒子速度值,再通过速度

更新粒子位置。更新完成后将两类种群粒子进行合并,合并后继续回到计算适应度函数这步,直到粒子群遗传融合迭代优化算法满足退出循环条件,输出半正定对角矩阵元素优化后的最优结果,再通过此结果推算出优化后的新多模光纤系统传输矩阵。

2.2 评价指标

在散射光斑聚焦工作中常采用聚焦增强因子(Enhancement Factor, EF)作为评价指标,聚焦增强因子为无量纲量,其计算方法为

$$EF = \frac{I_{\text{focus}}}{I_{\text{mean}}} \quad (9)$$

式中, I_{focus} 为聚焦点处光强值; I_{mean} 为整个相机探测图像光强的平均值,包括聚焦点光强。

上述指标可以客观地评价单点聚焦的性能。不过对于多点聚焦工作,上述指标便不足以完美评价。因此,在此基础上提出一个新的指标,以更好地对多点聚焦性能进行评价。

令 μ 为各个聚焦点增强因子的平均值, σ 为各个聚焦点增强因子的标准差

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^{\text{FocusNum}} EF(i)}{\text{FocusNum}} \quad (10)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{\text{FocusNum}} (EF(i) - \mu)^2}{\text{FocusNum}}} \quad (11)$$

式中, FocusNum 为聚焦点的总个数。那么评价多点聚焦性能的评价函数此处用 J 表示,表达式表示为

$$J = \mu - b \cdot \sigma \quad (12)$$

式中, b 为一常数。观察式(12)可知,通过多点聚焦增强因子 J 进行评价,既对各聚焦点的强度值进行了描述,指标中又融入了各个聚焦点之间强度分布的均匀性因素。当各个聚焦点聚焦光强度值越大,其均值 μ 越大,评价指标 J 也会越大;当各个聚焦点的聚焦光强分布更均匀时,其标准差值 σ 更小,评价指标 J 也会增大。

3 实验与分析

3.1 实验设计

为探究基于粒子群遗传融合优化算法聚焦方案的可行性,根据多模光纤光斑聚焦理论设计了如图3所示的多模光纤聚焦光学系统,并通过仿真和实验进行了分析验证。

图3为多模光纤聚焦系统图,其中LASER为红外激光器;L为透镜;P为偏振片;BS为分光棱镜;SLM为相位型空间光调制器;filter为孔径光

阑; mirror为平面反光镜; CP为光纤耦合镜; MMF为多模光纤; camera为红外相机。

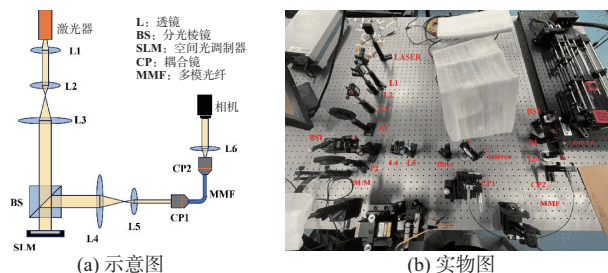


图3 多模光纤聚焦系统图。

在实验中,红外激光器产生波长为1550nm的红外光,光束经组合透镜系统L1~L3准直放大后入射至相位型空间光调制器SLM进行相位调制,在加载相位掩膜之后由L4、L5组成的4f系统对光束进行缩小,然后通过耦合镜CP将空间光入射至多模光纤MMF,多模光纤出射光经透镜L6准直,最后由红外相机进行探测。

3.2 实验结果

由图4数值仿真结果可见,在未进行相位调制时,光经过光学系统传输后在相机平面所成图像为杂乱分布的散斑,如图4(a)所示,此时聚焦增强因子 J 为3.13。随后通过全场干涉相移法可测得大小为 1024×256 的原始传输矩阵,利用原始传输矩阵信息进行光斑聚焦,单点聚焦位置选择为探测平面的中心点(16,16),聚焦结果如图4(b)所示,探测图像出现中心亮斑,平面四周光强基本趋于0,增强因子提高至 $J=29.37$,由此也证明了测得的光场传输矩阵基本可靠。在此基础上,分别通过粒子群算法、遗传算法、粒子群遗传融合优化算法对传输矩阵进行优化,优化后聚焦结果为图4(c)、(e)。结果可见,经过粒子群算法优化后的聚焦光斑中心亮点颜色比未优化时更饱和,聚焦增强因子从29.37上涨到36.59,提高了24.58%,表明优化算法起到了一定的作用,但是中心光斑周围仍存在大面积不规则散斑。遗传算法相比于粒子群算法聚焦质量进一步提升,中心聚焦点周围散斑面积大大减小,增强因子提高到 $J=46.02$,在未优化聚焦的基础上增长了56.67%。但观察图4(f)聚焦优化曲线,其中横坐标为优化算法迭代次数,纵坐标为聚焦增强因子,绿色点划线为粒子群算法优化曲线,蓝色虚线为遗传算法优化曲线。可以看出,虽然遗传算法的聚焦质量相较于粒子群算法有一定优势,但聚焦所用时间较粒子群更长,收敛速度较慢,在前期优化性能不如粒子群算法,直到250次迭代左右聚焦质量才超越粒子群算法。而粒子群遗传融合算法结合

了二者的优点,优化过程呈现为图4(f)中的红色实线,在迭代前期便展现了粒子群算法卓越的收敛能力,聚焦增强因子值迅速上升,在中后期又拥有遗传算法的全局搜索能力,使聚焦质量进一步提升,最终经过迭代,聚焦增强因子 J 在未优化聚焦的基础上提高了60.99%,提高到了47.29,比其他两种单一的优化算法聚焦质量更高。

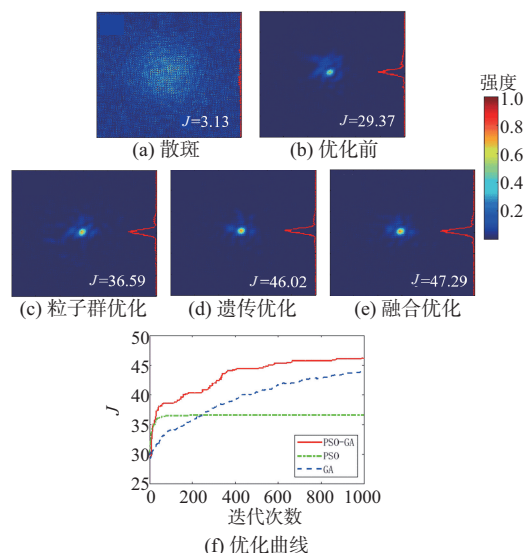


图4 多模光纤单点聚焦仿真结果

接下来观察图5(a)~(f)的实物实验结果,其结果显示亦有与仿真所示类似表现。图5(a)为在未进行光斑调制时相机采集的图像,可见此时多模光纤光学系统输出为不规则分布散斑,聚焦增强因子 $J=5.87$ 。经过测量得到多模光纤传输矩阵,在中心位置聚焦光斑结果如图5(b),可见在中心处出现聚焦亮斑,聚焦因子增强到了18.71。

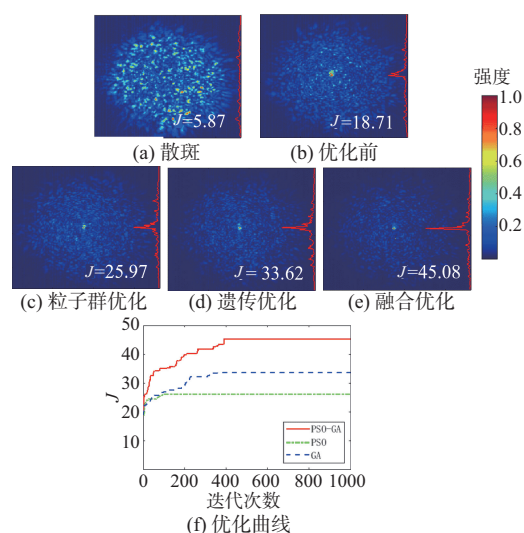


图5 多模光纤单点聚焦实验结果

在粒子群算法、遗传算法以及融合算法三种方法优化处理下得到图5(c)~(e)所示聚焦结果,可以看到,在优化算法的加持下,中心光斑

聚焦能量变得更加集中，周边散斑能量减弱。不过可以看出，融合算法相较于粒子群算法和遗传算法，在优化后周边散斑的能量更弱，画面呈现更干净，从增强因子数值也可看出，粒子群算法、遗传算法、融合算法优化后聚焦增强因子分别为 25.97、33.62、45.08，融合算法的增强因子相较于粒子群和遗传算法优化聚焦分别提升了 73.62% 和 34.09%，融合算法优化后的增强因子值可达未优化的 2.41 倍。同时由图 5 (f) 也可看出，融合算法在前期的上升速度也快于其他两种算法。因此可见，粒子群遗传融合优化算法可大大提高聚焦的性能。

在实现了中心坐标位置的光斑聚焦后，本文又对探测面的其他位置进行了聚焦，仿真和实验结果分别如图 6~7 所示。

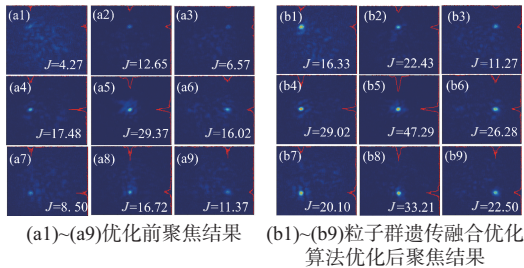


图 6 不同位置聚焦仿真结果

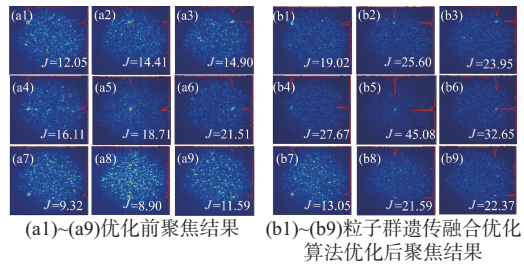
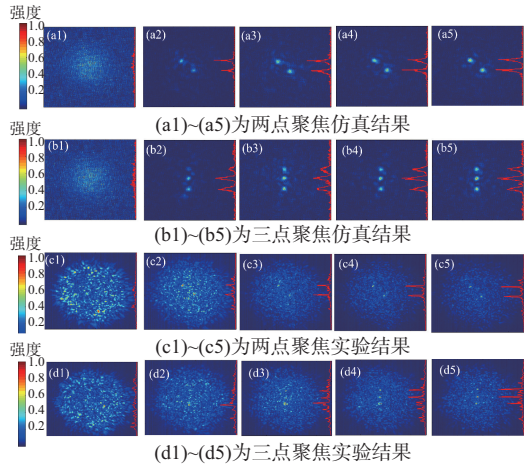


图 7 不同位置聚焦实验结果

本文选取了像平面上 9 个不同的目标位置进行光斑聚焦并使用粒子群遗传融合优化算法进行优化。由图 6 和图 7 可以看到，在仿真和实验中，任一目标位置优化后的聚焦光斑都比优化前要明亮，且大部分位置的聚焦增强因子都可以提升到原来 2 倍左右。从实验图 7 (a8) 和图 7 (a9) 中可以看出，有时直接通过未优化的传输矩阵进行聚焦形成的聚焦光斑质量不高甚至难以分辨，尤其是当目标位于图像边缘时，但通过融合算法优化之后，聚焦光斑的增强因子分别由 8.90 和 11.59 提升到了 21.59 和 22.37。除此之外，从优化前后的图像以及数据可以看出，当聚焦目标位置处于像平面越靠中心的位置时其聚焦性能更好，造成这一现象的原因可能是因为不论是在数值仿真中还是真实实验中，载波光束实际上都是高斯光束的形式，高斯光便会呈现重建强，四周弱的分布特征。

粒子群遗传融合优化算法不仅在单点光斑聚焦中具有优势，在多点聚焦的实验中性能依然可靠，仿真和实验聚焦情况如图 8 所示，具体指标见表 1 和表 2。



(a1)~(a5)为两点聚焦仿真结果
(b1)~(b5)为三点聚焦仿真结果
(c1)~(c5)为两点聚焦实验结果
(d1)~(d5)为三点聚焦实验结果
(a1)、(b1)、(c1)、(d1)为未聚焦散斑；
(a2)、(b2)、(c2)、(d2)为优化前聚焦；
(a3)、(b3)、(c3)、(d3)为 PSO 算法优化聚焦；
(a4)、(b4)、(c4)、(d4)为 GA 算法优化聚焦；
(a5)、(b5)、(c5)、(d5)为 PSO-SAGA 优化聚焦

图 8 多模光纤多点聚焦实验结果

表 1 不同聚焦点数的仿真结果

点数	散斑	优化前	粒子群	遗传	融合
2 点	2.24	20.94	28.71	34.75	36.12
3 点	2.58	14.83	20.11	23.55	23.95

表 2 不同聚焦点数的实验结果

点数	散斑	优化前	粒子群	遗传	融合
2 点	3.99	10.90	18.70	26.02	27.02
3 点	4.90	7.30	15.55	19.02	20.65

在图 8 中，上半部分为在输出平面 (14, 14) 与 (18, 18) 两点进行聚焦的效果，下半部分为在 (12, 16)、(16, 16)、(20, 16) 三点进行聚焦。在多点聚焦的数值仿真中，未经过优化时聚焦光斑能量偏弱，在图 8 (c2) 三点聚焦中最上方 (12, 16) 位置处的聚焦点几乎与周围散斑融为一体。经过三种迭代算法进行优化，可以发现不论是两点还是三点聚焦，经融合优化算法优化后的光斑质量较粒子群和遗传算法更优，光斑更加明亮。从数据上看，在两点聚焦仿真中，多点聚焦增强因子值由未优化的 20.94 增长到了 36.12，在粒子群算法的 28.7133 的基础上提高了 25.78%，相比于遗传算法的 34.75 提高了 3.93%；在三点聚焦仿真中，经融合算法优化的增强因子值由未优化的 14.83 增长到了 23.95，同样高于粒子群算法的 20.11 以及遗传算法的 23.55。再看多点聚焦的光学实验结果，实验结果进一步凸显了未优化的传输矩阵聚焦性能短板。在两点聚焦中增强因子为

10.90, 在图8(d2)所示的三点聚焦实物实验结果中体现更为明显, 增强因子仅有7.30, 基本分辨不出能量集中所在位置。在实验中通过优化算法对多点聚焦进行了迭代优化, 可以看到融合算法相比于粒子群算法和遗传算法聚焦光斑更清晰, 周边其余位置噪点更少。在两点聚焦中, 通过融合算法优化后的增强因子为未优化时的2.48倍, 相较于粒子群和遗传分别提高了44.49%和3.86%。在三点聚焦中融合算法优化后的增强因子可达未优化时的2.83倍, 相较于粒子群和遗传分别提高了30.81%和8.57%。总体来说, 粒子群遗传融合优化算法的确能结合两种单一算法的优点, 且聚焦性能要优于二者。

由于优化算法是通过优化光学传输矩阵奇异值来提升聚焦性能的, 下面将进一步探索分析优化算法是如何实现聚焦性能的提升的。

图9所示为仿真和实验优化前后多模光纤传输矩阵奇异值分布曲线, 图9(a)、(b)对应仿真结果, 图9(c)、(d)对应实验结果, 黑色虚线表示优化前的奇异值分布, 红色实线表示经粒子群遗传融合算法优化后的奇异值分布。观察优化前奇异值分布曲线可以发现, 仿真中光纤传输过程通过随机生成点扩散函数来模拟, 测得的传输矩阵可近似看作服从马尔琴科-巴斯德分布, 在光学实验测出的多模光纤传输矩阵奇异值亦可观察到相似分布。再看经图9(b)和图9(d)的优化后传输矩阵奇异值分布曲线, 由于优化目标是增强光斑的聚焦性能, 而奇异值反映的是光学传输矩阵在不同方向上的光传播能力。在优化过程中, 优化算法将倾向于保留或增强对聚焦最有贡献的奇异值, 而抑制或消除对聚焦性能贡献较小的部分。因此经过优化后的传输矩阵奇异值分布呈现“Z”字型, 前面部分即对聚焦贡献较大部分, 后面贡献较小的奇异值趋近于零。

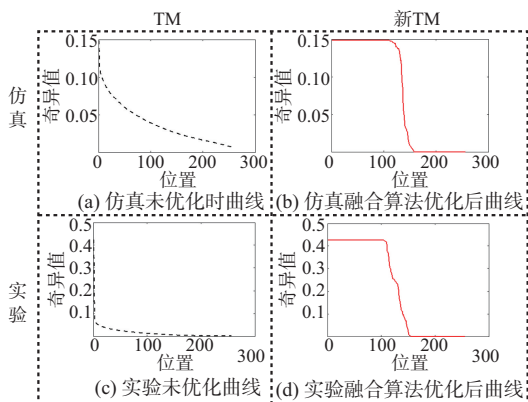


图9 奇异值分布曲线

4 结 论

提出了一种基于粒子群遗传融合优化的多模光纤传输矩阵优化方案, 建立了基于多模光纤的光斑聚焦系统, 并通过仿真和实验证明了所提方法实现多模光纤系统在单点多个不同位置聚焦以及多点光斑聚焦的可靠性与有效性。仿真和实验结果都表明, 融合优化算法结合了粒子群算法前期的快速收敛能力和遗传算法的全局搜索能力, 在光斑聚焦性能上相较于单一粒子群算法和遗传算法都有显著提升。在单点光斑聚焦实验中, 对大部分不同位置的聚焦光斑增强因子值可提升至未优化的两倍左右。其中位于中心位置光斑的聚焦优化经融合算法优化后的增强因子值可达45.08, 相较于粒子群和遗传算法优化聚焦分别提升了73.62%和34.09%, 是未优化的2.41倍。在两点光斑聚焦实验中, 通过融合算法优化后的增强因子为未优化时的2.48倍, 相较于粒子群和遗传分别提高了44.49%和3.86%。在三点聚焦中融合算法优化后的增强因子可达未优化时的2.83倍, 相较于粒子群和遗传分别提高了30.81%和8.57%。综上所述, 所提方案为提升多模光纤光斑聚焦的性能提供了有效途径。

参考文献:

- [1] 胡进坤, 郭晓洁, 李建平, 等. 基于深度学习的多模光纤通信系统的模式与模群识别[J]. 光学学报, 2022, 42(4): 0406004. Hu J K, Guo X J, Li J P, et al. Deep learning-based recognition of modes and mode groups in multimode optical fiber communication system[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(4): 0406004.
- [2] 李建平, 刘洁, 高社成, 等. 面向光纤通信多维复用的光场调控与传输技术[J]. 光学学报, 2019, 39(1): 0126008. Li J P, Liu J, Gao S C, et al. Manipulation and transmission technologies of optical field for multidimensional multiplexing optical fiber communication[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(1): 0126008.
- [3] Wen Z, Dong Z, Deng Q, et al. Single multimode fibre for in vivo light-field-encoded endoscopic imaging[J]. Nature Photonics, 2023, 17(8): 679—687.
- [4] Hirschowitz B I. The development and application of fiberoptic endoscopy[J]. Cancer, 1988, 61(10): 1935—1941.
- [5] Xiong Y, Wu J, Wang Q, et al. SAPNN: self-adaptive probabilistic neural network for medical diagnosis[J]. International Journal of Computational Science and Engineering, 2024, 27(1): 68—77.
- [6] 陈冲, 李永亮, 冯海龙, 等. 光动力治疗内窥镜研究进展综述[J/OL]. 激光杂志, 1—13[2025-01-02]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1085.TN.20240926.1103.002.html>. Chen C, Li Y L, Feng H L, et al. Review on the research progress of photodynamic endoscopic therapy[J/OL]. Laser Journal, 1-13[2025-01-02].

(下转第198页)